

工作报告

一、本周工作小结

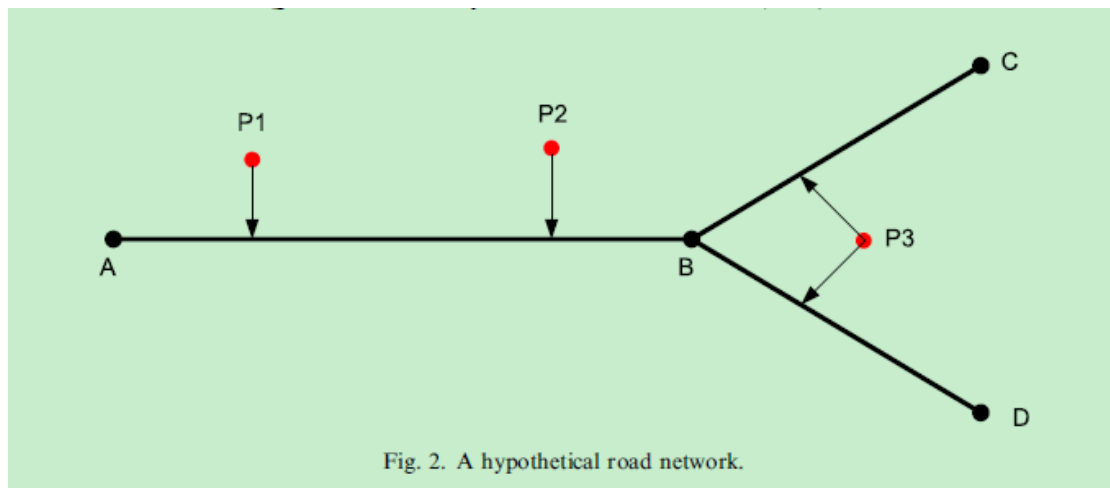
- 1、邓锦浩报告记录（周 1-2）
- 2、准备周二开会的内容（周 1-2）
- 3、和陈喜群老师讨论（周二下午）
- 4、向滴滴要数据
- 5、给夏佳志老师数据
- 6、参观云栖小镇，交通监控管理平台、数据、通过管理治理交通堵塞（拥堵排名从 2->44）、强化学习、目标检测（周三上午）
- 7、参与交通研究所的会议。交通研究所的研究内容为，发现了一个交通现象，分析交通现象背后隐藏的讯息，并提出解决方案。数据挖掘、数据可视化、机器学习则是挖掘出数据背后隐藏的信息，从而发现交通现象。另一个他们研究东西的不足是，他们的图表没有遵循很多可视化基本原则，可以改进以更好地发现规律（周五上午）

二、map-matching 工作

用深度学习解决 map-matching 问题是个可行的思路，初步的设想是把 GPS 坐标映射到点，结合地图数据生成图像 (image)，用深度学习训练提取图像的特征，再利用提取的特征解决从几个候选的轨迹中选择正确的轨迹这样一个分类问题，或生产坐标的偏移量，这样一个回归问题。优势是，根据我之前的工作的经验以及论文的研究，深度学习可以学习专家的部分先验知识，比如在某种情况下发生那种交通事故的概率最大。而这部分知识，往往是在之前的 map-matching 工作中无法考虑的。经过粗略调研，map-matching 的老方法有基于几何、拓扑、概率、高级技术（粗糙集），它们都是站在计算机或数学从业人员的角度去考虑问题的。这一结论有待搜索最新的文献知识来研究和加强。

做了这么一个基本构想以后发现存在的问题很多，结合相关文献，主要问题有：

- 1、初始化的问题。初始的候选路径如何确定，初始结果如果不包括正确解，则最终结果也必然不包括
- 2、阈值等参数问题，参数通常由经验/实验确定，一种情况确定的参数是否能运用到其它的情况中，generalization 的问题。
- 3、Y 型道路问题，文献中作者提出了一种 Y 型道路，对于已经由 P1 和 P2 确定的轨迹 AB，P3 到 BC 和 BD 的垂直距离相等，问如何确定 P3 属于哪条轨迹。属于边界值处理问题。



- 4、道路设计参数（如单行道）没有引入。2007 年的论文中提出，没有方法引入该信息。深度学习容易解决该问题，但引入该信息最大的问题 generalization 会变差，因为各地、各省的路况是不一样的。
- 5、使用高度传感器提供的高度信息，本阶段不打算引入，后续可以考虑引入以解决立交桥问题。
- 6、地图质量问题，地图和实际路况不一致，必然会导致匹配结果出问题，暂不考虑，下一阶段可考虑
- 7、技术本身的问题。深度学习本身速度较慢，生成图像，一个轨迹对应一个局部地图，涉及到重复生成问题。实时性是个大问题
- 8、验证问题，文献中提到，现有的方法，都没有提出统一的验证方法的有效性手段。大致有下图所示的两种类型的验证方法，一种是与路径匹配的准确度，一种是点的置信度范围。第一种类型的方法比较适合交通轨迹的对齐，2012 年 SIGSPATIAL CUP 选用的也是该标准

Correct Link Identification (%)	Horizontal Accuracy (m)
—	10.6 (100%)
—	15m (100%)
85.8	—
88.8	—

- 9、置信度问题，置信度是个很重要的输出内容。当置信度低时，计算机应当给出提示，以让人自行判断是否相信匹配结果。很多情况下，错误的匹配后果比无法匹配严重
- 10、生成问题，不同的应用需求、运行环境，对准确度和实时性有不同的要求
- 11、最后，与 AL4Vis 主题相联系，为下一步的工作打下基础

根据邓教授的理解，这一问题的综述，让我形成了考虑 map-matching 问题的框架，我最好能形成我自己的框架。对比上一周我对问题的理解，形成一个框架对问题的理解至关重要，自己的理解还是过于片面，不够全面。

三、论文

本周由于工作较多只细看了《Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and future research directions》，进步是，本篇论文不再逐字逐句地进行阅读了，在保证全文略读的情况下，抓住了重点部分进行细读。

但必须面对的是，我的论文阅读能力（速度）仍旧非常差，需要进一步提高。

四、工作时间

周一-周五：9:00-21:30 $5 \times 12 = 60$ 小时

周日：11:00-22:00 11 小时

共 71 小时